



Munich Personal RePEc Archive

Analysis and measurement of forecast uncertainty in an econometric model. Application to mini-DMS model

Carlo Bianchi and Jean-Louis Brillet and Giorgio Calzolari

Centro Scientifico IBM, Pisa, INSEE, Paris, Service des Programmes

1984

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/22565/>

MPRA Paper No. 22565, posted 10. May 2010 07:27 UTC

Analyse et mesure de l'incertitude en prévision d'un modèle économétrique. Application au modèle mini-DMS

Carlo BIANCHI
Jean-Louis BRILLET
Giorgio CALZOLARI *

* C. BIANCHI et G. CALZOLARI :
Centre Scientifique IBM-Pise;
J.-L. BRILLET : service des pro-
grammes, INSEE-Paris. Cet ar-
ticle représente une version, lé-
gèrement révisée, d'une commu-
nication présentée au Congrès
Européen de la Société d'Eco-
nométrie, Pise, 29 août-3 sep-
tembre, 1983.

Cet article décrit l'application à un modèle économétrique opérationnel de taille moyenne, mini-DMS, de méthodes associant aux projections déterministes une mesure de l'incertitude due à la nature stochastique des équations de comportement. Après avoir exposé succinctement les fondements théoriques et pratiques de la méthode, on analysera successivement le biais déterministe, l'incertitude (écart-type) sur les projections et sur l'efficacité des instruments de politique économique en se plaçant le plus possible du point de vue de l'utilisateur.

Le but de ce travail est de mettre en évidence, dans le comportement du modèle mini-DMS de l'économie française, certaines propriétés stochastiques permettant de confirmer, de renforcer ou éventuellement de contredire les résultats obtenus par l'analyse de la simulation déterministe. En particulier, les performances du modèle en prévision, pour des exercices de politique économique, et le comportement dynamique du modèle seront examinés en considérant les prévisions, les multiplicateurs et les valeurs propres comme des estimations et en leur associant une caractéristique de dispersion, assimilable à un écart-type.

Certains résultats seront obtenus grâce à des techniques de simulation stochastique (de type Monte-Carlo), en s'aidant éventuellement de méthodes de réduction de variance (variables antithétiques) qui permettent une amélioration considérable de la précision des calculs. D'autres résultats seront obtenus grâce à des techniques de simulation analytique, basées sur des approximations du premier ordre, asymptotiquement exactes sous des hypothèses courantes.

Le plan de l'article est le suivant : la première partie décrit rapidement le modèle mini-DMS; la deuxième partie résume les principales notations et hypothèses utilisées; la troisième partie s'intéresse au problème de la mesure de l'incertitude des prévisions réalisées par le modèle; les résultats sont présentés et commentés dans la partie 4; la cinquième partie s'intéresse à certaines propriétés statistiques des multiplicateurs, lorsque leur estimation est obtenue, selon la méthode courante, grâce à une simulation déterministe du modèle utilisant des valeurs estimées des paramètres; quelques résultats expérimentaux sont présentés et les commentaires sont centrés sur le problème de la prise en compte simultanée de la fiabilité et de l'efficacité des mesures de politique économique. La dernière partie (6) concerne le calcul des valeurs propres d'une linéarisation locale du modèle, et fournit des résultats expérimentaux sur le calcul des écarts types asymptotiques de celles-ci.

1 Présentation rapide du modèle mini-DMS

Le modèle mini-DMS (BRULLET [1981 a]) représente une version réduite du modèle Dynamique Multi-Sectoriel de l'économie française (FOUQUET *et al.* [1978]) construit en 1974-1976 à l'INSEE afin d'être utilisé comme instrument de projection à moyen terme, en particulier pour les études de planification menées par le Commissariat Général au Plan. Considérablement réduite en taille, la version actuelle comporte 154 équations, dont 65 de comportement, contre plus de 2 400 pour DMS) mini-DMS conserve cependant la même structure économique ainsi que la plupart des mécanismes théoriques du modèle original; l'équilibre économique est atteint suivant deux processus itératifs simultanés : un processus keynésien sur les volumes (une valeur donnée de la demande induit un niveau de production qui permet de déterminer une nouvelle valeur de la demande comme somme de ses éléments individuels), et la boucle prix-salaires.

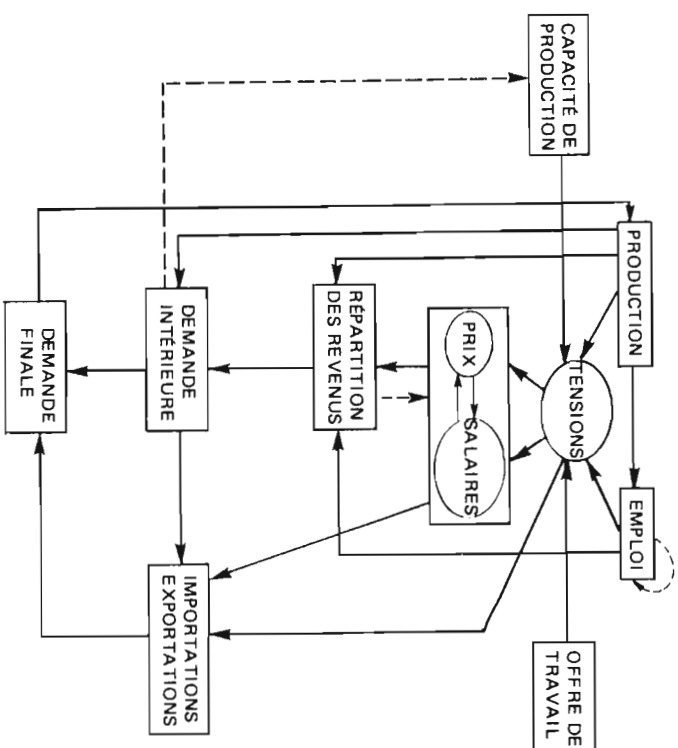
La figure 1 donne une vision très schématique du processus : de la demande finale le modèle déduit la production et le niveau d'emploi désiré, auquel l'emploi effectif s'ajuste partiellement; la comparaison entre les disponibilités (capacités de production, population active disponible, offre de travail) et les niveaux effectivement atteints détermine des variables de tension ou de déséquilibre, qui fixent le niveau atteint par la boucle itérative entre taux de salaire et indice de prix; la répartition subséquente du revenu entre entreprises et ménages donne leurs éléments respectifs de demande : investissement productif (par une formulation de type accélérateur-profit) et consommation, d'où la demande intérieure globale qui, corrigée des éléments de commerce international (influencés, en plus de la demande elle-même, par la compétitivité et les capacités de production non utilisées) fournit une nouvelle valeur de la demande finale, permettant la réinitialisation d'un processus qui doit aboutir, après un certain nombre d'itérations, à une valeur d'équilibre.

Dans son état actuel, le modèle mini-DMS peut être considéré comme à mi-chemin entre un modèle d'étude et un outil opérationnel : ses qualités de prévision acceptables, comme son ensemble détaillé de variables de décision, permettent de l'utiliser pour des études simples de politique économique. De même il peut servir à des expériences à caractère scientifique, un certain nombre d'entre elles ayant déjà été menées, en particulier sur l'analyse de la dynamique temporelle, le contrôle optimal, l'analyse des multiplicateurs (BRULLET [1981 b]).

L'estimation des paramètres structurels du modèle a été obtenue grâce à une extension directe de la méthode des variables instrumentales (à information limitée) de BRUNDY et JORGENSON [1971] au cas des modèles non linéaires. Cette méthode a été appliquée de manière itérative, jusqu'à la convergence, de façon à ce que les coefficients ne soient pas affectés par le

FIGURE 1

*Architecture simplifiée du modèle mini-DMS
(les pointilles sont associés à des influences retardées)*



choix des valeurs initiales. A chaque itération, les variables instrumentales sont calculées comme solutions déterministes du système. Comme le nombre d'équations de comportement du modèle est considérablement plus grand que le nombre d'observations, l'estimation de la matrice de variances-covariances de la perturbation serait singulière, et les méthodes habituelles d'estimation de systèmes ne pourraient s'appliquer.

2 Notations et observations générales

Les notations suivantes seront adoptées dans cet article. Soit le modèle économétrique représenté par :

$$(2.1) \quad f(y_t, y_{t-1}, x_t, a) = u_t; \quad t = 1, 2, \dots, T$$

où $f = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ représente un vecteur de fonctions, continûment différenciables par rapport aux éléments de y instantanés et retardés, aux variables exogènes et aux coefficients, au moins jusqu'au second ordre; $y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{mt})$, $x_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})$ et y_{t-1} sont les vecteurs des endogènes instantanées, des exogènes et des endogènes retardées respectivement; $a = (a_1, a_2, \dots, a_q)$ représente le vecteur des coefficients structurels à estimer (tous les autres coefficients connus *a priori* du modèle ont été exclus de ce vecteur et intégrés aux opérateurs fonctionnels); $u_t = (u_{1t}, u_{2t}, \dots, u_{mt})$ est le vecteur des perturbations stochastiques structurelles (ou termes d'erreur) à la période t , de moyenne zéro, distribués indépendamment et identiquement avec le temps, de matrice de variances-covariances finie, et indépendantes de l'ensemble des variables prédéterminées.

Dans tous les exercices présentés dans cet article, la distribution instantanée des termes d'erreur est supposée normale multidimensionnelle : $u_t \sim N(0, \Sigma)$.

On suppose habituellement qu'un système d'équations tel que (2.1) définit implicitement une relation unique (forme réduite) pour des valeurs acceptables des coefficients, des variables prédéterminées, et des valeurs quelconques des termes résiduels :

$$(2.2) \quad y_t = g(y_{t-1}, x_t, a, u_t)$$

Bien sûr, le vecteur des fonctions g est habituellement inconnu, mais on peut le supposer continûment différenciable, comme f .

En traitant les données au moyen d'une méthode acceptable d'estimation, nous obtenons un vecteur de coefficients estimés, \hat{a} , une matrice des covariances des perturbations, $\hat{\Sigma}$, et une estimation de la matrice de variances-covariances des coefficients que nous noterons $\hat{\psi}$.

Quatre remarques peuvent être utiles à ce moment.

1. En plus des conditions citées ci-dessus, peu de conditions sont nécessaires pour assurer la convergence et la normalité asymptotique de \hat{a} , obtenu par une méthode d'estimation acceptable, dans le cas de modèles dynamiques linéaires ou non linéaires statiques. Dans ces cas, on est généralement assuré que, quand $T \rightarrow \infty$:

$$(2.3) \quad T^{1/2}(\hat{a} - a) \sim N(0, \hat{\psi})$$

2. Malheureusement, à notre connaissance, il n'existe pas d'outil théorique général pour prouver que (2.3) est vérifiée quand le modèle non-linéaire inclut des variables retardées parmi les variables prédéterminées. On peut cependant supposer que (2.3) est vérifiée par des considérations heuristiques, comme dans GALLANT (1977), p. 73-74). Si (2.3) est vérifiée, alors plusieurs résultats qui seront obtenus seront asymptotiquement exacts, si (2.3) n'est pas exactement vérifiée, ces résultats ne le seront pas, mais représenteront simplement des approximations « raisonnables ».

3. Si $\hat{\psi}$ est un estimateur convergent de ψ , un estimateur de la matrice de variances-covariances d'une distribution multinormale qui approxime la distribution de petit échantillon de \hat{a} est obtenu par $\hat{\psi}/T$, c'est-à-dire en divisant $\hat{\psi}$ par la longueur de la période d'estimation (voir SCHMIDT [1976], p. 254).

4. $\hat{\psi}/T$ est, avec \hat{a} , un résultat habituel des méthodes d'estimation simultanées. Par exemple, dans le cas d'une estimation de type maximum de vraisemblance à information complète, $\hat{\psi}/T$ n'est autre que l'inverse du hessien (changé de signe) du logarithme de la vraisemblance concentrée, calculé au point qui maximise la vraisemblance. Lorsque des méthodes d'estimation à information limitée sont utilisées, comme c'est le cas ici, cette matrice doit être construite bloc par bloc, après avoir estimé \hat{a} , et la matrice résultante peut être singulière, dans le cas d'échantillons trop petits. Dans cet exercice, les blocs de la matrice ont été calculés suivant la méthode décrite par BRUNDY et JORGENSEN ([1971], p. 215). Le modèle mini-DMS comporte 155 coefficients à estimer, et donc $\hat{\psi}/T$ est une matrice pleine, de dimension 155×155 .

Introduisons maintenant une simplification supplémentaire, mais cruciale : nous ferons abstraction de la présence de mauvaises spécifications. Bien sûr, les résultats obtenus pourraient être utilisés pour tester la mauvaise spécification ou plus simplement pour mesurer empiriquement les effets d'une mauvaise spécification (cf. par exemple FAIR [1980]); cependant nous ferons l'hypothèse dans le reste de l'article que l'équation (2.1) représente la véritable structure du système économique et donc que le véritable processus qui engendre les variables endogènes est représenté par l'équation (2.2). Une telle hypothèse est, bien sûr considérablement risquée et irréaliste, mais extrêmement utile. Nous devons en fait nous souvenir que nous allons chercher à mesurer le degré d'incertitude associé à des exercices de simulation. En pratique, on obtient donc une limite supérieure de la fiabilité des résultats du modèle.

Utilisons maintenant le modèle avec des paramètres estimés pour effectuer des exercices tels que simulations *ex-post*, prévisions, calcul de multiplicateurs associés à des instruments de politique économique, etc. Les résultats obtenus par la méthode de simulation habituelle, c'est-à-dire déterministe, sont d'une certaine façon reliés à la notation en forme réduite (2.2) ou a est remplacé par son estimation \hat{a} et les termes résiduels u_t sont fixés à leur moyenne (zéro). Par exemple, si nous nous intéressons à l'évaluation de la précision du modèle en simulation sur la période d'estimation, nous calculerons les valeurs des variables endogènes y_t , telles que $f(y_t, y_{t-1}, x_t, \hat{a}) = 0$, c'est-à-dire, avec la notation en forme réduite,

$$(2.4) \quad y_t = g(y_{t-1}, x_t, \hat{a}, 0)$$

On utilise la même méthode pour produire des prévisions à un horizon d'une période, connaissant l'ensemble des variables prédéterminées. La généralisation à la simulation dynamique est immédiate (voir troisième partie).

Quelle que soit l'étude économique menée avec le modèle, nous devons nous souvenir que, si (2.2) est le processus qui génère les véritables valeurs des variables, ce que nous utilisons est (2.4). Les différences entre les deux processus ont pour origine la présence, dans le dernier, du vecteur aléatoire des coefficients estimés, \hat{a} , à la place du vecteur des véritables coefficients constants, a , et la présence des termes aléatoires u_t , dans le premier. Ces deux différences, qui provoquent l'incertitude des résultats de simulation, sont les deux sources d'erreur dont les effets seront mesurés tout au long de cet article, dans un certain nombre de cas de figure.

Nous chercherons à isoler les effets de ces deux sources d'erreur, autant que possible. Lorsque la séparation des effets pourra être effectuée, les deux sources d'erreur seront traitées grâce à des procédures de calcul différentes. Bien que les deux types d'erreur aient dans un certain sens, une origine commune, il est très important de distinguer les différences présentées par leur comportement.

Le vecteur des perturbations, u_t , est un vecteur de termes aléatoires (de moyenne zéro) introduit dans le modèle par la propre nature des variables endogènes, qui sont aléatoires. Quelle que soit la période d'estimation dont nous pouvons disposer, et quelle que soit la méthode d'estimation employée, nous ne pourrions réduire la taille de l'erreur due à u_t . La seule chose que nous pouvons obtenir d'une méthode d'estimation plus efficace est éventuellement une estimation plus précise de la matrice de variances-covariances de la distribution des termes d'erreur, Σ , qui restera cependant une matrice non nulle. Même si les autres variables et paramètres du modèle étaient connus avec certitude, le processus de simulation différencierait du véritable processus de génération des données par une fonction non linéaire de u_t .

La manière la plus facile (et peut être la seule, dans le cas des modèles de moyenne ou grande taille) de traiter des transformations non linéaires de variables aléatoires de matrice de variances-covariances finie est certainement la simulation stochastique. Nous pouvons procéder comme suit.

Tout d'abord un vecteur de perturbations pseudo-aléatoires doit être engendré pour chaque période de l'étude (une seulement, par exemple, dans le cas de prévisions à horizon d'une période ou de multiplicateurs instantanés). La distribution des vecteurs pseudo-aléatoires doit être aussi proche que possible de celle de u_t ; un choix convenable est représenté par la distribution multivariée de moyenne zéro et de matrice de variances-covariances égale à l'estimation disponible $\hat{\Sigma}$. Avec le modèle mini-DMS nous avons affaire à un cas d'échantillon sous-dimensionné, pour lequel une méthode acceptable de génération a été proposée dans MCCARTHY [1972]. Les perturbations générées sont introduites dans le modèle, et les procédures habituelles de simulation sont appliquées pour produire le résultat désiré (prévision, par exemple). La procédure toute entière est répétée depuis le début un certain (éventuellement très grand) nombre de fois, de manière à produire un échantillon de résultats, à partir duquel nous calculons moyennes et variances. En augmentant le nombre de répétitions on peut s'attendre à obtenir des valeurs de plus en plus précises des moyennes et des variances.

La nature de l'erreur associée aux coefficients estimés, \hat{a} , est très différente et, si nous sommes capables de séparer ses effets de ceux dus aux perturbations, nous pouvons traiter et mesurer de tels effets d'une manière complètement différente. Dans de nombreux cas, en fait, nous pourrions même appliquer des méthodes complètement analytiques ou, si elles sont plus simples en pratique, des procédures de simulation représentant des applications numériques dérivées directement des méthodes analytiques, que nous appellerons par la suite « simulations analytiques ».

Nous noterons que l'erreur introduite par les coefficients estimés n'est due qu'à la faiblesse du nombre de périodes pour lesquelles les données sont disponibles. Si un échantillon de taille infinie pouvait être obtenu, la

stabilité de la méthode d'estimation produirait un vecteur des coefficients sans erreur. Pour des échantillons de longueur finie nous pouvons observer que, conditionnellement à la connaissance des valeurs exactes des variables prédéterminées, le processus de simulation n'est autre qu'une fonction des coefficients estimés (2.4) et que cette fonction, même si sa formulation est généralement inconnue, est continûment différentiable. Nous pouvons donc appliquer un théorème bien connu sur la distribution limite des fonctions de statistiques d'échantillon, qui s'exprime comme suit (voir Rao [1973], p. 388).

Théorème : Soit \hat{a} une statistique de dimension s , telle que la distribution asymptotique de $T^{1/2}(\hat{a} - a)$ soit normale s -variée de moyenne zéro et de matrice de variances-covariances Ψ . Soit q un vecteur de dimension m de fonctions des s variables, chaque q_i étant continûment différentiable. Alors la distribution asymptotique de $T^{1/2}[q(\hat{a}) - q(a)]$ est normale m -variée de moyenne zéro et de matrice de variances-covariances $Q\Psi Q'$, où $Q = \partial q / \partial a'$.

Une formulation pratiquement équivalente, applicable à notre cas, (voir encore Rao [1973], p. 388) est que, si \hat{a} est distribuée approximativement suivant une loi normale m -variée de moyenne a et de matrice des variances-covariances Ψ/T , alors $q(\hat{a})$ est distribuée approximativement suivant une loi normale m -variée de moyenne $q(a)$ et de matrice des variances-covariances $Q\Psi Q'/T$. La précision de l'approximation croît bien sûr avec la taille de l'échantillon.

Chaque fois que cela sera possible, nous aurons recours au théorème ci-dessus pour mesurer le degré d'incertitude associé aux erreurs sur les coefficients estimés. Nous devons seulement remarquer que, si $q(\hat{a})$ représente le processus de simulation (2.4), alors la matrice de ses dérivées, Q , peut être calculée analytiquement même si les opérateurs fonctionnels g sont inconnus. Le théorème des fonctions implicites, en fait, permet d'établir l'égalité :

$$(2.5) \quad \partial g / \partial a' = -(\partial f / \partial y')^{-1} \partial f / \partial a'$$

qui ne fait intervenir que les opérateurs fonctionnels de la forme structurelle du modèle. Ceci reste vrai lorsque nous évaluons les effets des erreurs de coefficients sur les prévisions produites par le modèle, car dans ce cas $q(\hat{a})$ est équivalent au processus de simulation (3.4); mais également dans d'autres cas, comme lorsque la simulation est utilisée pour calculer des multiplicateurs ou des valeurs propres, les considérations présentées ci-dessus sur la possibilité d'obtenir nos résultats de manière analytique tiennent toujours, même si la méthode devient plus compliquée.

Dans tous les cas, cependant nous avons préféré calculer les dérivées seulement numériquement, comme ratios de différences finies. Cette méthode (différenciation numérique) semble plus simple du point de vue des calculs est s'est montrée suffisamment précise dans le cas général.

3 L'erreur en prévision et sa décomposition

Soit h une période de temps n appartenant pas à la période d'estimation $1, 2, \dots, T$; utilisons le modèle pour obtenir des prévisions pour les périodes $h+1, h+2, \dots, h+r$. Une fois donnée la valeur des variables endogènes de la période h, y_h , et celle des variables exogènes des périodes de projection, $x_{h+1}, x_{h+2}, \dots, x_{h+r}$, la valeur des variables endogènes des périodes de projection peut être obtenue de manière récursive par :

$$(3.1) \quad \begin{aligned} y_{h+1} &= g(y_h, x_{h+1}, a, u_{h+1}) \\ y_{h+2} &= g(y_{h+1}, x_{h+2}, a, u_{h+2}) \\ &= g(g(y_h, x_{h+1}, a, u_{h+1}), x_{h+2}, a, u_{h+2}) \\ &= g_2(y_h, x_{h+1}, x_{h+2}, a, u_{h+1}, u_{h+2}) \\ &\dots \\ &\dots \\ y_{h+r} &= g(y_{h+r-1}, x_{h+r}, a, u_{h+r}) \\ &= g(g(\dots), x_{h+r}, a, u_{h+r}) \\ &= g_r(y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+r}, a, u_{h+1}, \dots, u_{h+r}) \end{aligned}$$

Un certain nombre de sources d'erreur peut être envisagé ici (comme par exemple l'incertitude dans les valeurs projetées des variables exogènes); cependant, pour obtenir une mesure du degré « minimum » d'incertitude, nous pouvons supposer la connaissance exacte des valeurs initiales des variables endogènes de la période n, y_h , et de celles des variables exogènes $x_{h+1}, x_{h+2}, \dots, x_{h+r}$ et nous limiter aux deux sources d'erreur présentées dans la deuxième partie. Pour aider à mieux comprendre celles-ci, nous allons résumer la manière dont les constructeurs de modèles les utilisent pour effectuer des prévisions.

Le constructeur de modèles doit choisir un point de départ pour ses simulations. Un tel point (h) représente généralement la dernière période pour laquelle des informations certaines sont disponibles; dans de nombreux cas c'est $h=T$, le dernier point de la période d'estimation. En ce qui concerne cet article, il est préférable de partir d'une période h n'appartenant pas à $[1, T]$ (par exemple, $h=T+1$); si nous choisissons h à l'intérieur de la période d'estimation une certaine approximation interviendra. Le constructeur de modèles introduit ensuite des valeurs pour y_h et $x_{h+1}, x_{h+2}, \dots, x_{h+r}$ fixe les perturbations $u_{h+1}, u_{h+2}, \dots, u_{h+r}$ à leur valeur moyenne (zéro) et résout le système dynamique (2.1) pour les périodes $h+1, h+2, \dots, h+r$. Avec la notation en forme réduite (2.2) les prévisions sont obtenues par

$$\begin{aligned} \hat{y}_{h+1} &= g(y_h, x_{h+1}, \hat{a}, 0) \\ \hat{y}_{h+2} &= g(\hat{y}_{h+1}, x_{h+2}, \hat{a}, 0) \\ &= g(g(y_h, x_{h+1}, \hat{a}, 0), x_{h+2}, \hat{a}, 0) \end{aligned}$$

$$(3.2) \quad = g_2 (y_h, x_{h+1}, x_{h+2}, \hat{a}, 0, 0) \quad \dots$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_{h+r} &= g(\hat{y}_{h+r-1}, x_{h+r}, \hat{a}, 0) \\ &= g(g(\dots), x_{h+r}, \hat{a}, 0) \quad \dots \end{aligned}$$

$$= g_2 (y_h, x_{h+1}, x_{h+2}, \dots, x_{h+r}, \hat{a}, 0, \dots, 0)$$

Les prévisions $\hat{y}_{h+1}, \hat{y}_{h+2}, \dots, \hat{y}_{h+r}$, différent des valeurs des variables endogènes de la période de projection $y_{h+1}, y_{h+2}, \dots, y_{h+r}$, à cause de l'utilisation du vecteur \hat{a} estimé au lieu du vecteur inconnu a , et de l'existence des perturbations $u_{h+1}, u_{h+2}, u_{h+r}$.

Pour attribuer aux prévisions une estimation de leur degré d'incertitude, il serait utile d'obtenir au moins, une estimation des deux premiers moments des erreurs en prévision $\hat{y}_{h+1} - y_{h+1}, \hat{y}_{h+2} - y_{h+2}, \dots, \hat{y}_{h+r} - y_{h+r}$.

Nous commencerons, dans l'ordre inverse, par l'estimation du moment du second ordre qui en pratique se montre habituellement le plus intéressant; les écarts-types permettent, en fait, d'obtenir des intervalles de confiance pour les variables endogènes projetées, tandis que l'estimation de la matrice des variances-covariances permet la construction de régions de confiance ou le test d'hypothèses. Les perturbations ont été supposées non autocorrélées; aussi, si l'on suppose la connaissance exacte de toutes les variables prédéterminées ($y_h, x_{h+1}, x_{h+2}, \dots, x_{h+r}$), le vecteur des coefficients, a , qui est obtenu par une procédure d'estimation appliquée aux données de la période d'estimation, est indépendant des perturbations de la période de projection (qui est disjointe de la période d'estimation). Nous pouvons alors décomposer le vecteur des erreurs en prévision, à la période $h+k$, comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{y}_{h+k} - y_{h+k} &= g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, \hat{a}, 0, \dots, 0) \\ &\quad - g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, a, u_{h+1}, \dots, u_{h+k}) \\ &= [g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, \hat{a}, 0, \dots, 0) \\ &\quad - g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, a, 0, \dots, 0)] \\ &\quad + [g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, a, 0, \dots, 0) \\ &\quad - g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, a, u_{h+1}, \dots, u_{h+k})] \end{aligned} \quad (3.3)$$

Si l'on suppose la connaissance exacte de toutes les variables prédéterminées utilisées dans cette projection, les deux composantes du vecteur des erreurs en prévision sont indépendantes, puisque la première dépend de a , tandis que la dernière dépend de u_{h+1}, \dots, u_{h+k} . Nous pouvons donc calculer les matrices des variances-covariances des deux composantes séparément, et les sommer pour obtenir celle du résultat final (voir BIANCHI et CALZOLARI [1980]).

Les variances et les covariances de la seconde composante, dues aux perturbations u_{h+1}, \dots, u_{h+k} peuvent être approximées par les moyennes et les écarts-types de simulations stochastiques répétées sur la période de projection.

En ce qui concerne la première composante, sa matrice de variances-covariances peut être calculée par l'approximation linéaire décrite dans la deuxième partie (asymptotiquement exacte, ou non, suivant qu'on utilise ou

non l'affirmation (2.3)). Si nous définissons G_{h+k} comme la matrice ($m \times s$) des dérivées partielles du premier ordre du vecteur de fonctions g_k par rapport aux éléments de a , calculées au point ($y_h, x_{h+1}, \dots, a, 0$), alors, asymptotiquement,

$$(3.4) \quad T^{1/2} [g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, \hat{a}, 0, \dots, 0) - g_k (y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, a, 0, \dots, 0)] \sim N(0, G_{h+k} \psi G_{h+k}') \quad \psi G_{h+k}'$$

En calculant G_{h+k} au point ($y_h, x_{h+1}, \dots, x_{h+k}, \hat{a}, 0, \dots, 0$), en remplaçant ψ par l'estimation disponible $\hat{\psi}$, et en divisant $G_{h+k} \psi G_{h+k}'$ par la longueur de la période d'estimation, T , nous obtenons une approximation de la matrice des variances-covariances de la première composante de l'erreur en prévision.

Les écarts-types des prévisions sont obtenus à partir de la somme des matrices des variances-covariances des deux composantes.

Considérons maintenant le moment du premier ordre (moyenne) du vecteur des erreurs en projection. En ce qui concerne la première composante, l'approximation asymptotiquement normale déjà adoptée suggère que nous pouvons considérer cette composante comme un vecteur de moyenne nulle. Le calcul de la moyenne de l'autre composante est bien plus complexe. Une telle composante est une fonction des termes aléatoires qui ont une moyenne nulle mais des variances et covariances finies; par conséquent, sa moyenne est nulle si la fonction est linéaire (modèles linéaires) mais peut ne pas l'être si la fonction est non linéaire (comme pour mini-DMS). La moyenne de cette composante (qui peut être interprétée comme le biais du vecteur des prévisions), peut être calculée comme la moyenne de l'ensemble des résultats des simulations stochastiques déjà utilisées pour calculer les variances et covariances. Cependant, pour mini-DMS comme pour beaucoup d'autres modèles macroéconomiques, il se trouve que la moyenne est, pour la plupart des variables, beaucoup plus petite que l'écart-type associé; aussi, si nous voulons calculer une valeur précise de la moyenne, nous devrions utiliser un très grand nombre de répétitions, et le coût de calcul sera très grand (pour la plupart des variables, plusieurs milliers de répétitions ne sont pas suffisantes pour produire une valeur significative de la moyenne).

Une méthode qui permet de calculer des valeurs précises en réduisant considérablement les coûts de calcul a été appliquée. Cette méthode est basée sur l'utilisation pour la simulation stochastique de variables antithétiques; elle fonctionne comme suit. Plutôt que d'effectuer toutes les simulations stochastiques indépendamment les unes des autres, nous effectuons des couples de répétitions; chaque couple est indépendant de l'autre, mais à l'intérieur de chaque couple nous utilisons le même ensemble de perturbations pseudo-aléatoires avec des signes opposés. Si les résultats des deux répétitions sont corrélés négativement (et ils le sont fortement dans notre cas), la moyenne arithmétique des deux répétitions a une variance considérablement plus faible que la moyenne de deux expériences indépendantes (voir CALZOLARI [1979] ou CHENG [1982]).

Les résultats expérimentaux décrits dans la partie suivante ont été obtenus avec 500 couples de simulations. La comparaison des valeurs calculées pour le moment du premier ordre (biais de la simulation déterministe) avec son écart-type observé assure, avec une probabilité suffisante pour l'ensemble des variables étudiées, que les résultats sont exacts au moins quant au premier chiffre.

4 Utilisation pratique des méthodes

Dans cette section nous allons appliquer l'ensemble des méthodes décrites plus haut au modèle mini-DMS, utilisé en projection sur une période commençant en 1981 (première année à l'extérieur de la période d'estimation) et finissant en 1985 ou 1986, ce qui correspond à l'utilisation habituelle du modèle; même s'il est tout à fait possible d'effectuer des simulations sur une période beaucoup plus longue, comme trente ou quarante années, sans problème majeur de stabilité, le coût des tests deviendrait alors prohibitif, comparé à l'information supplémentaire obtenue.

Dans notre présentation nous chercherons à nous placer du point de vue du praticien de la prévision plutôt que de celui du théoricien : nous chercherons à montrer comment ces méthodes peuvent être utilisées pour compléter l'information sur les caractéristiques pratiques des différentes projections.

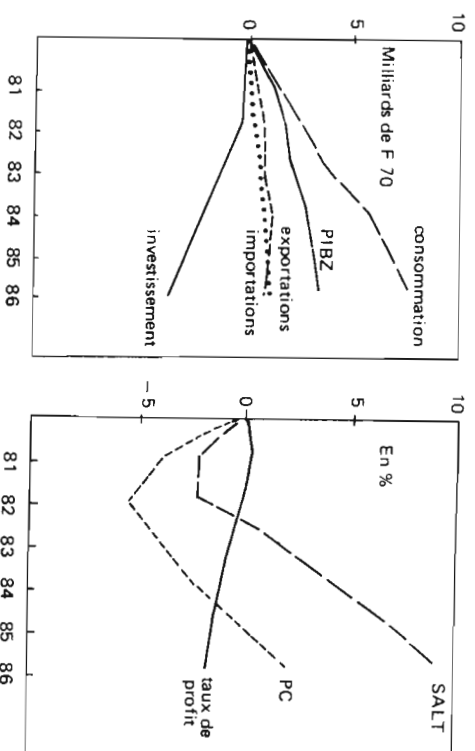
La prise en considération de l'information sur les caractéristiques de dispersion (perturbations structurelles, erreur sur les coefficients estimés) de l'ensemble des équations nous permet d'obtenir deux ensembles de statistiques intéressantes : le biais dû à l'utilisation en projection de la solution déterministe, et l'écart-type de la projection elle-même.

4.1. Biais dû à la simulation déterministe

Nous allons maintenant étudier l'évolution temporelle du biais pour quelques-unes des principales variables du modèle, sur une période de 6 ans (1981-1986). La figure 2 présente les résultats pour le PIB en volume (PIBZ) et ses principaux déterminants : PIBZ présente un biais croissant. Bien que ce biais puisse être considéré comme faible, il n'est pas vraiment négligeable d'un point de vue opérationnel : en 1986 la surestimation atteint 0,25%.

Pour interpréter cette évolution, considérons les figures 2 et 3. La figure 2 montre que le biais sur la PIB est, en fait, le résultat de l'addition de biais plus élevés, l'un positif sur la consommation des ménages, l'autre négatif sur l'investissement productif des entreprises, tandis qu'exportations et importations sont moins concernées. En 1986 le biais sur la consommation atteint 0,9% et -2,6% sur l'investissement : il semble que l'erreur principale réside dans la surestimation de la part des salaires dans les résultats de la production. La figure 3 confirme cette idée : la trajectoire du biais sur le taux de salaire se place bien au-dessus de celle du prix à la consommation, induisant une erreur positive sur le pouvoir d'achat. Le taux de profit, augmenté à court terme par l'accroissement d'activité, se dégrade continuellement par la suite. Bien sûr les interactions du modèle ne permettent pas d'établir une séquence causale rigoureuse parmi ces influences : une partie du biais sur le pouvoir d'achat est bien sûr dû à celui sur l'activité, donc sur les tensions sur le marché de l'emploi; mais, en observant les tailles relatives, on peut affirmer que les principales sources de biais sont une erreur positive sur le pouvoir d'achat et une erreur négative sur les prix, ces deux erreurs induisant globalement, par des canaux différents, une surestimation de l'activité.

FIGURE 2 et 3
Biais introduit par la solution déterministe

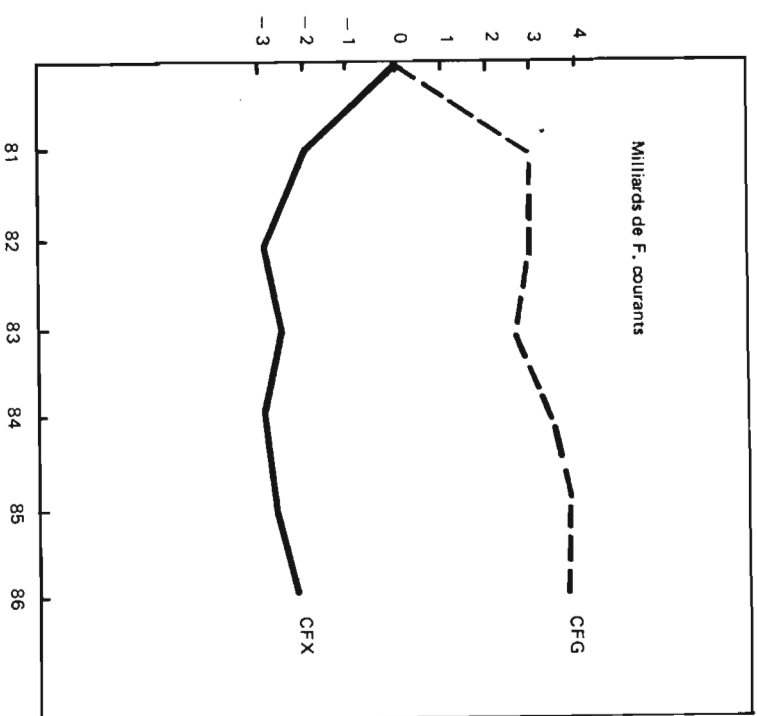


Un autre critère intéressant les utilisateurs de prévisions est l'évolution des soldes (de l'état et du commerce extérieur); la figure 4 montre que le biais sur ces variables, cohérent par le signe avec les remarques précédentes, est assez important : par exemple une variation moyenne de 3,5 milliards de francs du déficit de l'état ne pourrait être obtenue que par une modification significative d'un instrument de politique économique, par exemple une augmentation de 3% des recettes de l'impôt sur le revenu.

Ces observations, montrant l'influence relativement importante du biais sur l'équilibre économique global, ne peuvent pas être étendues à l'ensemble des modèles macroéconomiques opérationnels : non pas parce que la précision de ce modèle particulier est discutable, ou parce que ses propriétés en prévision sont insuffisantes, mais plutôt parce que, le biais global étant le résultat de la somme algébrique d'un grand nombre de biais individuels, nous n'avons aucune manière (à part l'expérimentation) de savoir comment ces biais vont se compenser les uns les autres.

Mais si le biais observé sur les simulations de mini-DMS peut être considéré comme représentatif, il serait alors bon d'attacher une certaine importance au problème. Bien qu'il ne puisse bien sûr être envisagé de demander aux prévisionnistes de remplacer une simulation déterministe par un grand nombre de simulations stochastiques, une idée applicable pourrait être de calculer, pour une projection neutre du modèle, le biais sur chaque variable (déterminée par une équation de comportement) qui n'est pas dû aux variables explicatives de l'équation associée, et de l'ajouter comme variable d'écart lors des simulations ultérieures, en supposant qu'il reste valable au premier ordre.

FIGURE 4

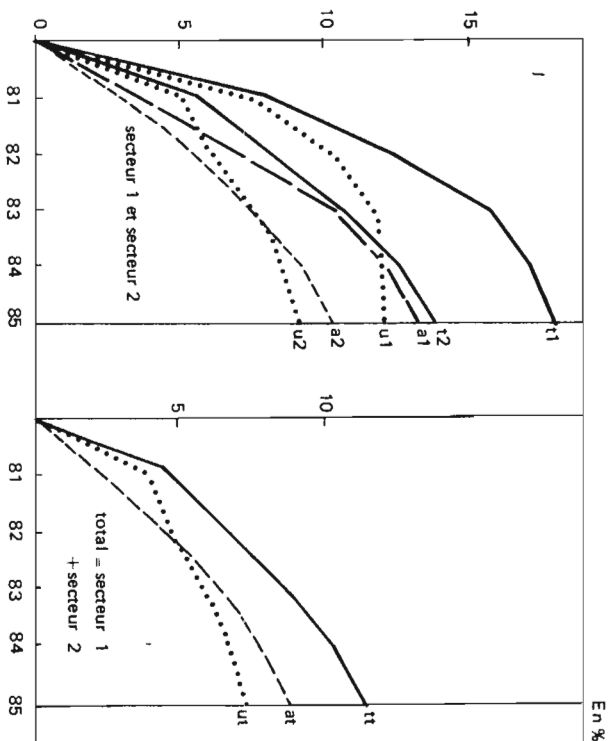
Biais introduit par la solution déterministe

4.2. Erreur en prévision

Nous allons maintenant étudier l'évolution sur la période 1981-1985 de l'écart-type des prévisions dû tout d'abord aux perturbations aléatoires, puis à l'incertitude sur les coefficients.

Les figures 5 à 10 présentent ces caractéristiques associées à un certain nombre de variables importantes. Elles se lisent de la manière suivante : à chacune des courbes est associée une double caractéristique, indiquant la nature de l'erreur (a = coefficients, u = perturbation, t = total) et le secteur associé (1 = industriel, 2 = autres, t = total) (sauf 6 et 7). Ces figures montrent tout d'abord un certain nombre de caractéristiques communes; l'erreur due aux perturbations est plus élevée à la première période que celle due aux coefficients; mais, alors que ces deux erreurs augmentent avec le temps, la croissance plus rapide de cette dernière lui permet de devenir prépondérante au bout de quelques périodes. Ceci paraît logique : en effet pour une période particulière l'erreur globale due aux perturbations est le résultat des perturbations de la période courante et de celles des périodes précédentes

FIGURE 5

Évolution des erreurs sur l'investissement

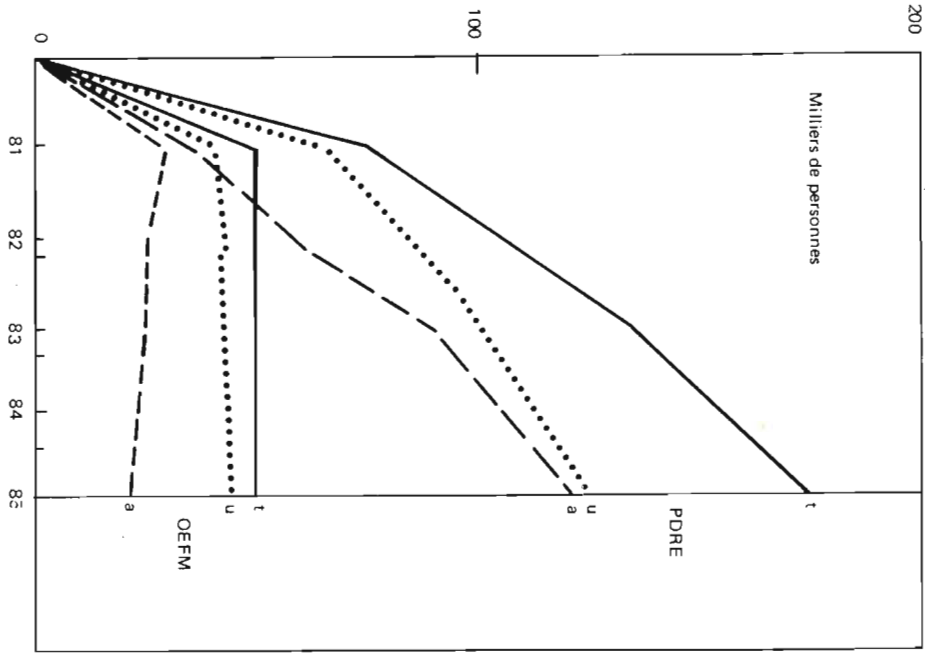
passant par les équations formulées dynamiquement. Comme on suppose qu'aucune corrélation n'existe entre les perturbations des périodes successives, la croissance de l'erreur n'est due qu'à l'augmentation du nombre de sources indépendantes. Alors que de toute évidence l'erreur sur les coefficients génère pour chaque période une séquence extrêmement corrélée d'erreurs de première année, ce qui signifie que pour les équations autorégressives (en supposant, comme c'est presque toujours le cas en pratique, que cette autocorrélation est positive; voir les formulations en taux de croissance et en différences premières), la corrélation entre éléments instantanés et retardés de l'erreur est fortement positive. Cet effet est particulièrement évident sur les variables définies de manière autorégressive (comme les prix, le taux de salaire, le chômage), mais également sur l'équilibre global.

Une autre considération générale est que la précision des variables industrielles est toujours plus faible que celle des variables non industrielles : ceci est sans doute dû à l'incertitude supplémentaire introduite par la sensibilité de ce secteur au commerce international, lui-même caractérisé par ces variables assez imprécises. La simulation du modèle sur la période d'estimation montre en effet que l'exogénéisation des variables de commerce extérieur améliore sensiblement la précision.

Nous pouvons également observer que, pour chaque type d'erreur, la corrélation entre les deux secteurs est généralement très forte; nous ne profitons pas, comme on aurait pu s'y attendre, de l'aggrégation pour améliorer la précision, sauf pour l'investissement, où les mécanismes des deux équations sont très différents.

FIGURE 6

Évolution des erreurs sur les offres (OEFM) et les demandes de travail (PDRE)



Finalement, si nous utilisons ces résultats pour juger dans l'absolu des qualités prévisionnelles du modèle, le bilan serait plutôt mitigé : la précision établie n'est ni vraiment très bonne ni vraiment très mauvaise, en restant toutefois nettement inférieure à celle observée sur la période d'estimation.

Si nous nous intéressons maintenant à chaque variable en particulier, les observations que nous pouvons faire sont cohérentes avec la nature des variables considérées : la rapidité de la croissance de l'erreur avec le temps augmente avec la dynamique de l'équation. Un exemple frappant est présenté par la comparaison (figure 6) de l'évolution des erreurs sur le chômage (demande de travail) et les offres de travail : alors que l'erreur sur le chômage, variable définie par une équation en différences premières, croît presque linéairement, pour les offres d'emploi elle atteint un niveau quasiment stable à la première période; la décomposition montre même que

FIGURE 7

Évolution des erreurs sur l'indice des prix à la consommation (PC) et sur le taux de salaire horaire (SALT)

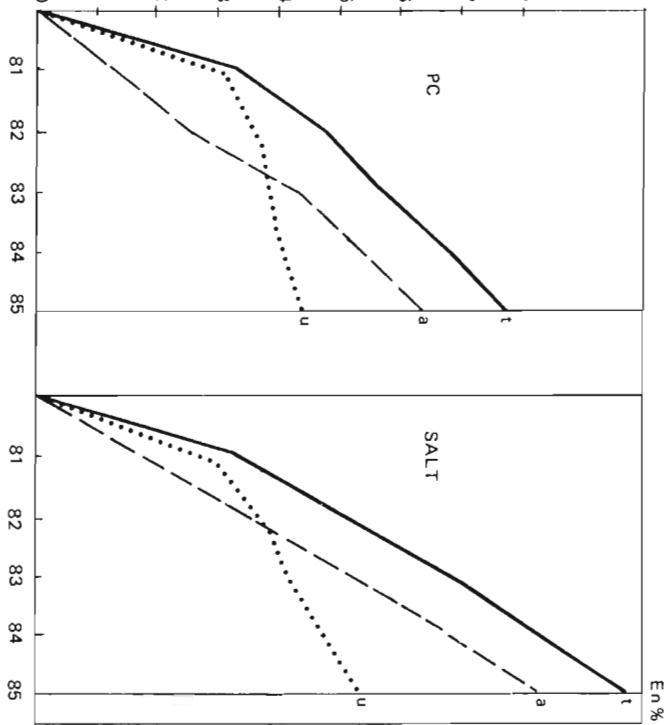


FIGURE 8

Évolution des erreurs sur les importations (M)

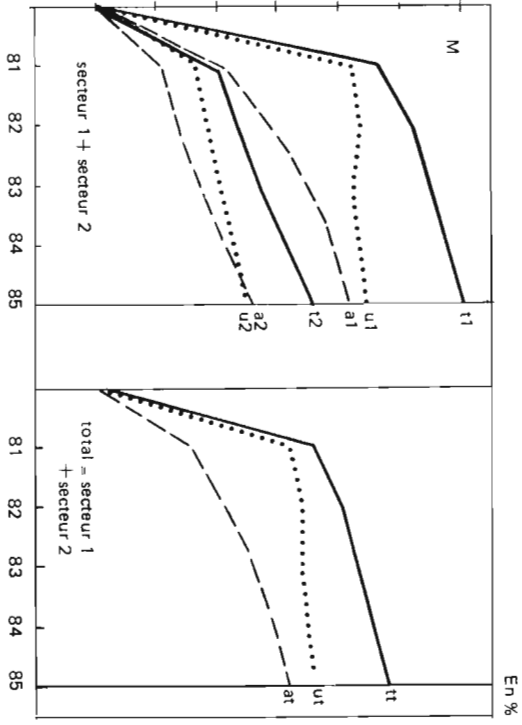


FIGURE 9

Évolution des erreurs sur la consommation (C)

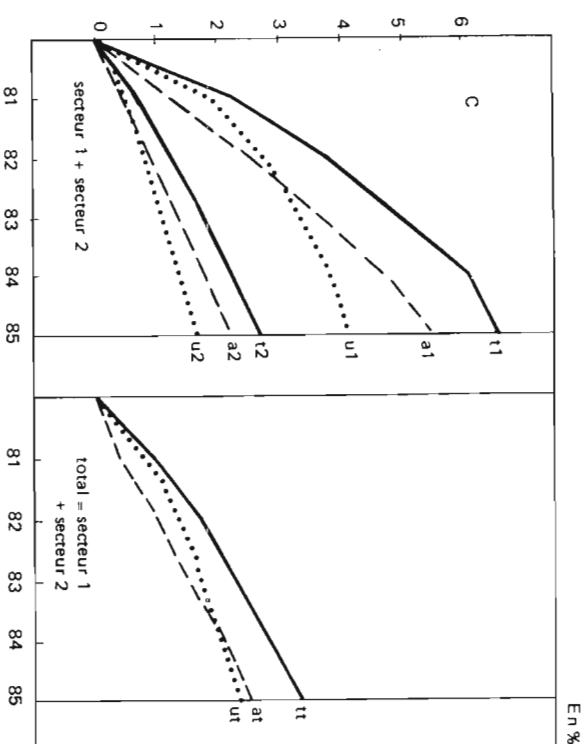
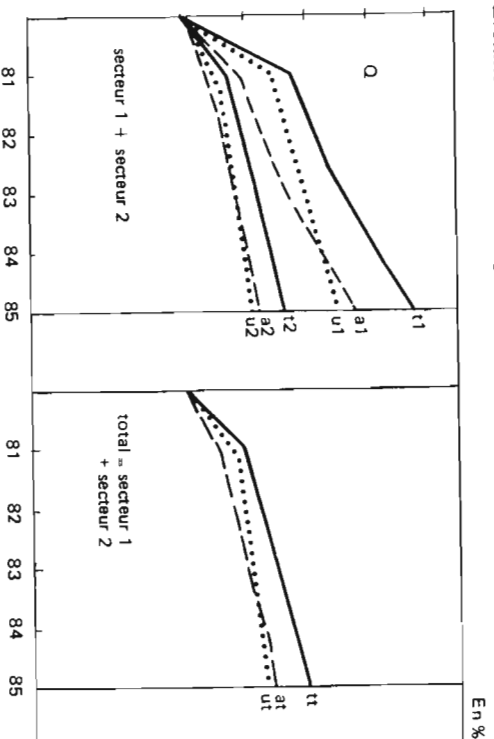


FIGURE 10

Évolution des erreurs sur la production (Q)



Le même raisonnement permet d'expliquer l'inflexion brutale dans l'évolution des importations (figure 8), car le déséquilibre sur les capacités de production est un élément explicatif important pour cette variable.

5 Incertitude sur les multiplicateurs

Si les multiplicateurs à court et à moyen terme, calculés par le modèle, sont utilisés pour évaluer l'efficacité de mesures de politique économique, il serait utile d'accompagner l'estimation de chaque multiplicateur avec son degré d'incertitude. Ceci pourrait fournir au décideur une indication sur la confiance qu'il peut placer dans les résultats d'une mesure donnée. Des indicateurs naturels du degré d'incertitude d'un multiplicateur sont obtenus en estimant ses moments du premier et du second ordre; ceci peut être accompli de la manière suivante.

Un multiplicateur est généralement défini comme la dérivée partielle du premier ordre, par rapport à une variable exogène (courante ou retardée), de l'espérance conditionnelle d'une variable endogène, toutes les autres variables exogènes étant gardées constantes. Ceci définit la valeur théorique du multiplicateur.

Dès que l'on passe du domaine théorique au domaine pratique, on observe que les modélisateurs calculent un multiplicateur simplement comme dérivée du premier ordre (par différences finies, comme dans EVANS et KLEIN [1968], p. 49) d'une variable endogène, par rapport à une variable exogène, résultant d'une simulation déterministe du modèle. La valeur ainsi obtenue peut être appelée multiplicateur « estimé ». Le calcul des dérivées du premier ordre peut être très précis (et il est peut être mieux adapté à la notion de multiplicateur, associé a priori à des mesures d'une certaine ampleur), il n'en reste pas moins que les multiplicateurs estimés peuvent différer de la valeur théorique pour les deux raisons habituelles.

1) Les paramètres de la forme structurelle sont inconnus; par conséquent, le multiplicateur estimé est obtenu par un modèle dont les coefficients sont estimés.

2) Même si les paramètres du modèle étaient connus avec certitude, la solution déterministe associée à une variable endogène peut, dans le cas des modèles non-linéaires, différer de l'espérance mathématique de cette même variable. Cette considération, qui est immédiatement extensible aux multiplicateurs (voir HOWREY et KELEIAN [1971], p. 208), implique que le modélisateur, travaillant selon les méthodes habituelles, obtiendrait pour ses multiplicateurs des valeurs différentes des valeurs théoriques, même s'il pouvait connaître les « vraies » valeurs des paramètres du modèle.

En ce qui concerne le premier point, il a été montré (BANCHI, CALZOLARI et CORSI [1981]) que chaque multiplicateur instantané estime converge en probabilité vers la valeur qui serait obtenue par une simulation déterministe du modèle utilisant les « vraies » valeurs des coefficients, et que cette différence entre l'estimation et sa limite est asymptotiquement distribuée selon une loi normale, de moyenne zéro et dont on peut aisément obtenir la variance en appliquant le théorème général de la section 2.

De la variance estimée de cette distribution asymptotique nous déduisons, comme précédemment, un écart-type approximé qui peut être interprété comme une mesure de l'incertitude associée à un multiplicateur donné.

En ce qui concerne le second point, nous avons mis en évidence l'existence d'une erreur systématique qui pourrait être appelée la « non-convergence » des multiplicateurs : même si la taille de l'échantillon croît à l'infini, la limite en probabilité du multiplicateur estimé peut différer de la valeur théorique. Comme dans le cas des prévisions, l'importance de ce type d'erreur peut être quantifiée au moyen de simulations stochastiques avec variables antithétiques (mais cette application pratique ne sera pas réalisée dans cet article).

L'extension aux multiplicateurs dynamiques (ponctuels ou entretenus) est immédiate; les détails peuvent être trouvés dans *BRANCHI et al.* [1981], tandis qu'un traitement analytique complet du problème pour les modèles linéaires est donné dans *GILL et BRISSIMIS* [1978].

5.1. Écarts-types des multiplicateurs du modèle mini-DMS

Nous allons maintenant étudier l'évolution de la précision des multiplicateurs associés à quelques-unes des variables exogènes les plus importantes du modèle mini-DMS, en mesurant leur influence sur les principales variables endogènes. Pour éviter d'avoir à étudier un ensemble de résultats trop important, nous avons en pratique autant que possible regroupé les variables exogènes de même nature en sous-ensembles, restreignant la variation de chacun de ses éléments à un pourcentage identique; en vérité la plupart de ces sous-ensembles sont constitués de variables destinées à évoluer simultanément, comme par exemple des taux de taxation de nature similaire mais appliqués à des agents différents.

Cette étude sera effectuée sur une période de 4 ans (1981-1984); nous observerons d'abord les résultats concernant la première période, puis les effets à moyen terme (1984) du maintien de la mesure (multiplicateur entretenu). La liste des variables exogènes utilisées sera la suivante :

- DM1 – Indice de demande mondiale de produit industriel volume.
- PX – Indice de prix étranger en francs.
- RR – Taux d'intérêt réel.
- DH – Durée hebdomadaire du travail.
- AG – Demande de l'État en volume.
- NAG – Effectifs employés par les Administrations.
- TCSS – Taux de cotisations sociales salariés.
- TCSE – Taux de cotisations sociales employeurs.
- TACP – Taux de TVA à la consommation.
- TAI – Taux de TVA à l'investissement.

Le tableau 1 donne la valeur et l'écart-type de chaque multiplicateur de première période, mesuré pour chacune des principales variables endogènes :

- C – Consommation des ménages.
- I – Investissement productif.
- M – Importations.

TABLEAU 1

Multiplicateurs instantanés en 1981 et écarts-types asymptotiques

	DM1	PX	RR	DH	AG
C	11 600 (4 700)	-18 400 (16 000)	-59,4 (14)	17 700 (19 000)	17 700 (3 400)
I	7 170 (3 500)	-7 220 (9 800)	-335 (65)	2 310 (7 600)	12 000 (2 700)
M	34 400 (6 900)	16 100 (17 000)	-174 (36)	26 600 (13 000)	38 000 (2 700)
X1	41 300 (4 300)	82 600 (17 000)	81,9 (17)	44 700 (13 000)	-14 900 (2 600)
Q	40 100 (7 500)	79 400 (20 000)	-153 (36)	61 800 (17 000)	58 500 (3 800)
PIBZ	44 500 (8 000)	85 000 (21 000)	-185 (41)	65 900 (19 000)	70 500 (3 900)
N	411 (94)	808 (230)	-1,59 (0,46)	-1 930 (240)	616 (110)
PDRE	-188 (57)	-405 (130)	0,544 (0,23)	1 500 (310)	-155 (80)
OEFM	140 (37)	309 (92)	-0,360 (0,11)	92,4 (170)	84,8 (38)
PC	0,078 4 (0,060)	0,887 (0,19)	0,152,10 ⁻³ (0,17,10 ⁻³)	-0,485 (0,12)	-0,040 3 (0,043)
SALT	3,53 (2,5)	24,1 (5,5)	-0,831,10 ⁻³ (6,6,10 ⁻³)	-2,87 (4,2)	0,002 27 (1,8)
CFG	11 950 (20 000)	-92 400 (53 000)	-174 (73)	-110 000 (37 000)	-182 000 (14 000)
CFX	30 200 (11 000)	-32 100 (35 000)	583 (120)	-49 800 (31 000)	-136 000 (7 300)

	NAG	TCSS	TCSE	TACP	TAI
C	13,9 (4,1)	-214 000 (54 000)	-70 100 (13 000)	-45 300 (5 700)	-19 900 (2 200)
I	1,18 (0,39)	-21 100 (6 600)	-49 300 (9 600)	-22 200 (4 300)	-11 200 (2 000)
M	5,97 (1,7)	94 200 (24 000)	-65 000 (13 000)	-32 900 (5 300)	-15 700 (2 400)
X1	-2,60 (0,95)	38 200 (12 000)	-20 800 (11 000)	-2 710 (4 100)	-2 310 (2 100)
Q	6,26 (1,7)	102 000 (25 000)	-96 300 (17 000)	-44 400 (6 800)	-21 700 (3 000)
PIBZ	36,0 (2,2)	133 000 (32 000)	-108 000 (18 000)	50 100 (7 300)	-24 800 (3 200)
N	0,065 8 (0,020)	-1 070 (300)	-995 (230)	-460 (99)	-225 (45)
PDRE	-0,185 (0,16)	301 (140)	391 (130)	168 (58)	84,3 (28)
OEFM	0,010 7 (0,005)	-178 (82)	-275 (76)	-114 (32)	-58 (15)
PC	-0,90,10 ⁻⁵ (0,6,10 ⁻³)	0,072 4 (0,082)	0,778 (0,18)	0,533 (0,068)	0,162 (0,029)
SALT	0,144,10 ⁻³ (0,28,10 ⁻³)	-0,374 (3,6)	14,4 (5,6)	10,3 (2,4)	2,99 (1,1)
CFG	-40,4 (7,9)	1 150 000 (36 000)	178 000 (44 000)	77 900 (19 000)	91 600 (8 600)
CFX	-21,1 (5,9)	328 000 (81 000)	189 000 (32 000)	101 000 (14 000)	47 500 (6 100)

	DM1	PX	RR	DM	AG
C.....	2,45	-1,16	-4,18	0,919	5,16
I.....	2,07	-0,737	-5,14	0,303	4,42
M.....	4,99	0,942	-4,90	1,97	14,10
X1.....	6,46	4,74	4,78	3,43	-5,73
Q.....	5,36	3,99	-4,27	3,70	15,30
PIBZ.....	5,58	4,00	-4,51	3,55	18,20
N.....	4,35	3,51	-3,48	5,77	-1,95
PDRE.....	-3,33	-3,11	2,35	4,80	-1,95
OEFM.....	3,76	3,37	-3,42	0,552	-2,26
PC.....	1,31	4,94	0,903	-3,96	-0,943
SALT.....	1,40	3,72	-0,126	-2,97	0,0012
CFG.....	0,602	-1,75	-2,37	-2,97	-12,80
CFX.....	2,76	-0,908	5,07	-1,61	-18,60
NAG		TCSS	TCSE	TACP	TAI
C.....	3,40	-3,96	-5,58	-8,01	-9,09
I.....	3,01	-3,21	-5,12	-5,11	-5,73
M.....	3,56	-3,99	-4,96	-6,23	-6,53
X1.....	-2,73	3,30	-1,92	-0,659	-1,10
Q.....	3,78	4,09	-5,70	-6,57	-7,23
PIBZ.....	16,1	-4,15	-5,91	-6,89	-7,75
N.....	3,27	-3,57	-4,30	-4,65	-4,94
PDRE.....	-1,17	2,19	2,97	2,89	3,04
OEFM.....	2,14	-2,18	-3,63	-3,59	-3,79
PC.....	-0,315	0,882	4,44	7,84	5,65
SALT.....	-0,513	-0,105	2,59	4,56	2,76
CFG.....	-5,14	32,0	4,06	4,12	10,60
CFX.....	-3,60	4,06	5,92	7,18	7,80

X1 — Exportations (produit industriel).
Q — Valeur ajoutée totale.
PIBZ — Produit intérieur brut en volume.
N — Effectifs employés.
PDRE — Chômage.
OEFM — Offres d'emploi en fin de mois.
PC — Indice de prix à la consommation.
SALT — Taux de salaire horaire.
CFG — Capacité de financement des Administrations.
CFX — Capacité de financement de la Nation.

Unités :

- Les indices valent 1 en 1970.
- Les quantités en volume sont en millions de francs 1970.
- Les effectifs sont en milliers de personnes.
- Les taux sont en niveau (et non pourcentage).
- Les valeurs sont en millions de francs courants.
- Le taux d'intérêt est en points.

Le tableau 2 donne, pour la quatrième période (1984), l'effet d'un maintien de la mesure depuis 1981 (multiplicateur entretenu).

TABLEAU 2

Multiplicateurs entretenus en 1984 et écarts-types asymptotiques (simulation dynamique commençant en 1981)

	DM1	PX	RR	DH	AG
C.....	30 700 (17 000)	13 000 (39 000)	-1 110 (290)	129 000 (37 000)	46 900 (13 000)
I.....	-3 470 (7 200)	-62 700 (19 000)	-1 600 (3 400)	28 400 (16 000)	15 200 (6 600)
M.....	27 200 (8 300)	-22 800 (12 000)	-1 340 (250)	79 200 (15 000)	51 500 (3 600)
X1.....	33 700 (12 000)	51 600 (25 000)	-330 (190)	72 600 (21 000)	-15 900 (8 400)
Q.....	28 600 (7 400)	19 000 (22 000)	-1 790 (380)	142 000 (19 000)	72 100 (6 900)
PIBZ.....	35 700 (8 000)	29 400 (22 000)	-2 040 (410)	164 000 (21 000)	88 600 (6 800)
N.....	492 (110)	440 (320)	-22,9 (5,1)	-2 000 (280)	1 170 (98)
PDRE.....	-193 (72)	-227 (150)	8,50 (3,1)	2 090 (500)	-276 (1 400)
DEFM.....	13,1 (14)	4,45 (45)	-2,38 (0,71)	154 (37)	33 (9,8)
PC.....	0,425 (0,18)	2,51 (0,50)	0,0118 (0,0051)	-0,556 (0,34)	-0,0414 (0,15)
SALT.....	14,4 (6,3)	67,7 (14)	0,191 (0,14)	0,865 (14)	2,35 (5,3)
CFG.....	24 200 (26 000)	-145 000 (71 000)	-4 970 (1 500)	-184 000 (62 000)	-194 000 (22 000)
CFX.....	72 600 (22 000)	88 700 (52 000)	3 780 (640)	-164 000 (46 000)	-198 000 (16 000)
NAG		TCSS	TCSE	TACP	TAI
C.....	23,3 (3,0)	-576 000 (40 000)	-131 000 (43 000)	-75 400 (17 000)	-40 300 (10 000)
I.....	1,20 (1,5)	-50 500 (22 000)	-84 600 (24 000)	-36 200 (10 000)	-21 400 (5 000)
M.....	8,70 (1,8)	-233 000 (17 000)	-98 400 (15 000)	-48 200 (6 200)	-27 100 (3 700)
X1.....	-3,79 (1,5)	75 300 (28 000)	-47 100 (24 000)	-14 500 (10 000)	-8 450 (5 400)
Q.....	9,8 (2,7)	-267 000 (33 000)	-155 000 (24 000)	-72 400 (11 000)	-40 200 (5 500)
PIBZ.....	41,9 (3,0)	-345 000 (32 000)	-177 000 (25 000)	-82 800 (11 000)	-46 600 (6 000)
N.....	0,160 (0,038)	-4 220 (490)	-2 330 (350)	-1 100 (160)	-600 (81)
PDRE.....	-0,201 (0,16)	1 000 (520)	841 (130)	370 (68)	207 (81)
OEFM.....	0,00222 (0,0038)	-125 (47)	-162 (99)	-65,6 (16)	-38,7 (9,3)
PC.....	0,175.10 ⁻⁴ (0,30.10 ⁻⁴)	-0,00253 (0,50)	1,32 (0,55)	0,295 (0,25)	0,295 (0,12)
SALT.....	0,00117 (0,0011)	-11,9 (18)	17,9 (4,1)	14,3 (8,1)	3,98 (4,1)
CFG.....	-36,1 (4,9)	1 030 000 (60 000)	178 000 (35 000)	72 400 (19 000)	101 000 (19 000)
CFX.....	-365 (5,2)	897 000 (53 000)	250 000 (53 000)	133 000 (22 000)	74 600 (14 000)

TABLEAU 2

Ratios : multiplicateurs/écarts-types

	DM1	PX	RR	DH	AG
C.....	1,82	0,334	-3,78	3,47	3,54
I.....	-0,485	-3,27	-4,66	1,82	2,29
M.....	3,29	-1,90	-5,35	5,28	14,40
X1.....	2,73	2,09	-1,74	3,38	-1,88
Q.....	3,85	0,869	-4,71	7,56	10,50
PIBZ...	4,47	1,32	-4,96	7,85	13,00
N.....	4,35	1,38	-4,46	-7,06	12,00
PDRE...	-2,68	-1,47	2,77	4,14	-1,91
OEFM...	0,924	0,098	-3,34	4,13	3,39
PC.....	2,36	5,05	2,32	-1,63	-0,279
SALT...	2,28	4,77	1,38	0,063	-0,440
CFG...	0,919	-2,04	-3,42	-2,91	-8,78
CFX...	3,31	1,72	5,95	-3,58	-12,50
	NAG	TCSS	TCSSE	TACPR	TAI
C.....	7,85	-14,5	-3,05	-4,31	-3,91
I.....	0,774	-2,26	-3,52	-3,47	-4,25
M.....	4,84	-13,8	-6,52	-7,73	-7,30
X1.....	-2,53	2,66	-1,94	-1,41	-1,56
Q.....	3,66	-8,17	-6,56	-6,81	-7,26
PIBZ...	14,00	-10,7	-7,18	-7,62	-7,79
N.....	4,26	-8,61	-6,65	-7,06	-7,42
PDRE...	-1,27	1,92	3,07	2,88	3,03
OEFM...	0,578	-2,66	-4,18	-4,01	-4,17
PC.....	0,590	-0,005	2,41	3,37	2,42
SALT...	1,09	-0,666	0,985	1,78	0,978
CFG...	-7,40	17,2	2,08	1,89	5,21
CFX...	-6,96	17,0	4,68	6,08	5,40

Après avoir vérifié (ce n'est pas le but de cette étude, mais une réponse défavorable pourrait réduire sa significativité) que le signe des multiplicateurs obtenus est cohérent avec les enseignements de la théorie économique (du moins celle qui sous-tend le modèle), et que leur taille semble à première vue raisonnable, nous allons nous intéresser à leur précision relative mesurée par le ratio entre la valeur trouvée et son écart-type estimé (cette statistique peut être utilisée à la manière d'un T de Student).

Pour faciliter l'interprétation nous pouvons tout d'abord établir une classification entre les variables exogènes, selon qu'elles peuvent être considérées comme résultant directement d'une décision du Gouvernement (instruments de politique économique), portant soit sur la demande (AG directement, NAG et TCSS à travers la consommation des ménages), soit sur les prix et l'offre (TCSE, TAI, mais aussi TACP)¹, ou qu'ils ne soient qu'imparfaitement contrôlés (DH et RR), ou qu'ils résultent d'une évolution purement extérieure (DM1 et PX).

1. Selon le modèle, une diminution du taux de TVA à la consommation n'augmente par le pouvoir d'achat du taux de salaire, indexé strictement sur les prix à la consommation, mais diminue sa valeur nominale, donc les coûts de production par leur composante salariale.

Utilisant cette classification, nous pouvons déduire du tableau 1 les observations suivantes, généralement cohérentes avec les idées à priori.

1. La plus grande partie des résultats peut être considérée comme significative, au moins en ce qui concerne le signe des multiplicateurs; la seule exception majeure concerne l'effet des instruments de demande sur les prix. Cependant, en général, l'incertitude est élevée, et les intervalles de confiance larges.

2. Comme on pouvait s'y attendre, l'effet des variables directes de demande (AG) est le plus précis sur l'équilibre en volume et sur l'emploi, tandis que les variables de prix (ou d'offre) affectent plus précisément l'équilibre des prix. Les variables n'affectant la demande qu'indirectement (NAG et TCSS) ont les multiplicateurs les plus imprécis, à la fois sur la demande et sur les prix; cette caractéristique est essentiellement associée à l'effet de première année, où à l'incertitude sur leur revenu supplémentaire les ménages ajoutent celle sur leur comportement concernant celui-ci (consommation ou épargne). Quant à l'imprécision des effets croisés, elle s'explique dans le sens prix-demande par la présence importante de retards dans les mécanismes de transmission, et dans l'autre sens par la présence d'un effet désinflationniste de court terme, traduisant l'augmentation de productivité due à l'inertie de l'emploi effectif.

3. L'effet des prix sur les exportations représente un cas particulier : la faible précision d'une diminution des taux s'explique par l'opposition des effets de l'amélioration de la compétitivité et de l'augmentation des tensions sur les capacités de production due à la croissance de l'activité.

4. En ce qui concerne les autres variables, RR peut être caractérisé comme un instrument d'offre relativement imprécis; DH affecte significativement l'emploi et les prix (le modèle suppose qu'une diminution de DH ne diminue pas le salaire mensuel ex-ante), mais pas l'activité elle-même (particulièrement en ce qui concerne le partage salaires-profits).

Les caractéristiques de précision des variables de commerce extérieur (DM1 et PX) peuvent être associées avec celles des variables intérieures de même nature (demande/offre), bien que l'effet de PX sur la demande ne soit pas significatif. Un autre élément intéressant est que, bien que PX (qu'on peut également voir comme l'instrument « taux de change ») affecte la balance commerciale avec le bon signe (première période de la courbe en J) le résultat n'est pas significatif.

Le tableau 2 donne des informations sur la manière dont les observations précédentes sont affectées par l'évolution temporelle des multiplicateurs.

1. La précision des instruments d'offre ne s'améliore que pour la demande globale, encore cette amélioration relative est-elle essentiellement due à l'augmentation de la taille du multiplicateur estimé : à l'effet désinflationniste initial d'une diminution des taux s'ajoute progressivement un effet inflationniste transitant par le déséquilibre sur la demande, qui réduit donc la précision globale.

2. Pour les instruments de demande, l'incertitude évolue également de la même manière, bien qu'on puisse observer que l'erreur sur TCSS décroît dans la plupart des cas (comme le laissait supposer le raisonnement sur le multiplicateur instantané). L'effet sur les prix, quant à lui, devient positif mais ne présente aucune tendance à la significativité.

3. L'effet de DH devient globalement significatif mais ceci est apparemment dû à la taille des multiplicateurs eux-mêmes.

4. Quant au commerce extérieur, sa significativité décroît avec le temps au fur et à mesure que la croissance des effets secondaires augmente les sources d'erreur et limite la taille de l'effet initial; par exemple, une dévaluation génère de l'inflation intérieure (de manière assez imprécise) ce qui diminue les gains de compétitivité et l'amélioration des exportations.

Pour conclure, suggérons une direction d'étude qui pourrait se montrer utile pour compléter les éléments de décision fournis par la macroéconomie à l'utilisateur de prévisions. Dans de nombreux cas le critère important n'est pas la simple efficacité de l'instrument en terme de multiplicateur, mais plutôt une efficacité mesurée en terme de rendement de l'instrument par unité de coût (dégradation du solde extérieur ou du déficit de l'état en général); ainsi, on recherchera l'instrument qui, pour une dégradation du déficit de l'état d'un milliard de francs, diminue le plus le chômage. Dans ce cas le critère devient $(\partial y / \partial x) / (\partial \text{CFG} / \partial x)$ où x représente l'instrument et y la variable endogène à améliorer. On voit alors que la méthode habituelle de calcul des multiplicateurs introduit une différence, même lorsque numérateur et dénominateur sont estimés sans biais, entre valeur déterministe et espérance de la simulation stochastique. Quant à l'incertitude sur la valeur estimée, elle doit prendre en compte à la fois celle sur les deux termes, et donc leur corrélation.

Pour illustrer ce problème, prenons l'exemple de l'effet sur la croissance d'une diminution au taux de cotisations sociales, soit employeurs soit salariés, mesuré en termes de déficit de l'État. Le tableau 3 suivant donne les multiplicateurs instantanés correspondants en 1981 :

TABEAU 3

	CFG	PIBZ
TCSE	178 068 (85 467)	-176 965 (24 660)
TCSS	1 028 610 (59 876)	-344 908 (32 173)

Si l'on calcule le rendement de l'instrument par un simple rapport et que l'on suppose les deux termes non corrélés, on obtient les niveaux et écarts-types suivants :

$$\text{TCSE} = .994 \quad \text{et} \quad \text{TCSS} = .335$$
$$(.497) \quad (.031)$$

Pour un décideur supposé avoir une certaine aversion pour le risque l'attrait de l'efficacité moyenne plus élevée de TCSE peut être au moins partiellement contrebalancée par l'incertitude bien plus élevée présentée par cet instrument.

6 Significativité des valeurs propres caractéristiques

Le comportement dynamique d'un modèle macroéconomique dépend des racines de l'équation caractéristique associée. Celles-ci, au même titre que les coefficients du modèle estimés ou ses multiplicateurs, sont affectés d'une erreur.

L'estimation des écarts types asymptotiques des racines caractéristiques d'un modèle économétrique linéaire a été traitée par THEIL et BOOR [1962], NEUDECKER et VAN DE PANNE [1968], OBERHOFER et KMENTA [1973]. Au moyen de ces écarts-types asymptotiques, il est possible de tester la stabilité du modèle (cependant la puissance du test est sujette à caution, car l'hypothèse nulle doit toujours être la stabilité, plutôt que l'instabilité, comme il a été montré dans OBERHOFER et KMENTA [1973], fn. 5 et GUSTAFSON [1978]; de plus, il faut se souvenir que ce que l'on analyse est le comportement du modèle linéarisé autour d'une solution particulière, qui peut différer de celui du modèle non-linéaire original, comme il est montré dans MALGRANGE [1981].

Dans le cas des modèles non-linéaires, une linéarisation explicite doit être exécutée au préalable. Dans cet article une procédure de type simulation analytique, semblable à celle décrite pour les multiplicateurs dans la partie 5 a été appliquée à une linéarisation de mini-DMS effectuée pour la dernière année de la période d'estimation (1980).

Le comportement dynamique (et la stabilité) d'une linéarisation locale du modèle à la période t est déterminée par les racines caractéristiques de la matrice $(m \times m) \pi^0$ (dont l'estimation est π^0) des dérivées partielles, au voisinage de la solution à l'instant t , de y , par rapport à y_{t-1} . Comme le modèle comporte des variables endogènes retardées de plus d'une période, son intégration au schéma ci-dessus a demandé d'augmenter artificiellement le nombre de variables endogènes.

Soit λ une racine réelle caractéristique de π^0 et $\hat{\lambda}$ la racine correspondante de $\hat{\pi}^0$. De l'affirmation (2.3), comme $T^{1/2}(\hat{a} - a)$ est asymptotiquement normalement distribué selon $N(0, \psi)$, on déduit que $T^{1/2}(\hat{\lambda} - \lambda)$ est asymptotiquement normalement distribué selon $N(0, j' \psi j)$ où j est le vecteur des dérivées partielles de λ par rapport aux éléments de a . Si le calcul est effectué pour $\hat{\lambda}$, grâce à la matrice $\hat{\pi}^0$, nous obtenons un estimateur convergent \hat{j} de j et la racine carrée de $(\hat{j}' \hat{\psi} \hat{j})/T$ est l'écart-type asymptotique estimé de la racine en question.

Si λ est complexe, les résultats présentés plus haut sont valables à la fois pour le module et pour l'argument; dans ce cas nous avons à calculer deux vecteurs de dérivées partielles, l'un pour le module, l'autre pour l'argument.

Pour interpréter les résultats sur les valeurs propres (le tableau 4 présente les 40 de plus fort module) nous devons posséder une certaine information sur leur association avec les influences retardées spécifiques. Une telle étude a été en effet menée sur le modèle, et bien que l'année concernée soit

TABEAU 4
Valeurs propres de mini-DMS linéarisé en 1980

Module de la valeur propre	Écart type du module	Période	Écart type de la période
$\lambda(1) = 1,173\,52$	0,038 075 4	0,0	0,0
$\lambda(2) = 1,142\,43$	0,013 121 0	0,0	0,0
$\lambda(3) = 1,123\,00$	0,015 743 9	0,0	0,0
$\lambda(4) = 1,120\,24$	0,025 969 3	0,0	0,0
$\lambda(5) = 1,105\,80$	0,012 004 4	0,0	0,0
$\lambda(6) = 1,056\,79$	0,006 910 7	0,0	0,0
$\lambda(7) = 1,008\,25$	0,030 678 5	0,0	0,0
$\lambda(8) = 1,000\,00$	0,0	0,0	0,0
$\lambda(9) = 1,000\,00$	0,0	0,0	0,0
$\lambda(10) = 1,000\,00$	0,0	0,0	0,0
$\lambda(11) = 0,984\,923$	0,037 893 8	68,745 4	31,040 9
$\lambda(12) = 0,984\,923$	0,037 893 8	-68,745 4	31,040 9
$\lambda(13) = 0,912\,069$	0,035 835 8	25,791 3	7,288 19
$\lambda(14) = 0,912\,069$	0,035 835 8	-25,791 3	7,288 19
$\lambda(15) = 0,905\,827$	0,091 004 8	0,0	0,0
$\lambda(16) = 0,872\,718$	0,153 746 0	0,0	0,0
$\lambda(17) = 0,857\,726$	0,063 872 8	0,0	0,0
$\lambda(18) = 0,844\,753$	0,106 274 0	0,0	0,0
$\lambda(19) = 0,836\,842$	0,028 448 7	0,0	0,0
$\lambda(20) = 0,833\,363$	0,028 824 9	0,0	0,0
$\lambda(21) = 0,803\,693$	0,006 959 7	0,0	0,0
$\lambda(22) = 0,800\,652$	0,005 681 5	0,0	0,0
$\lambda(23) = 0,723\,649$	0,006 672 6	0,0	0,0
$\lambda(24) = 0,717\,811$	0,007 333 6	0,0	0,0
$\lambda(25) = 0,695\,449$	0,007 104 4	0,0	0,0
$\lambda(26) = 0,596\,146$	0,084 068 0	0,0	0,0
$\lambda(27) = 0,556\,172$	0,023 058 8	0,0	0,0
$\lambda(28) = 0,526\,030$	0,005 046 6	0,0	0,0
$\lambda(29) = 0,495\,817$	0,139 663 0	0,0	0,0
$\lambda(30) = 0,447\,211$	0,056 254 3	0,0	0,0
$\lambda(31) = 0,431\,198$	0,078 804 7	0,0	0,0
$\lambda(32) = 0,292\,527$	0,021 494 0	15,137 2	2,185 60
$\lambda(33) = 0,292\,527$	0,021 494 0	-15,137 2	2,185 60
$\lambda(34) = 0,287\,171$	0,040 448 0	5,467 22	0,422 743
$\lambda(35) = 0,287\,171$	0,040 448 0	-5,467 22	0,422 743
$\lambda(36) = 0,235\,244$	0,076 625 2	0,0	0,0
$\lambda(37) = 0,126\,216$	0,071 639 9	-18,301 0	3,156 55
$\lambda(38) = 0,126\,216$	0,071 639 9	18,301 0	3,156 55
$\lambda(39) = 0,102\,149$	0,020 530 2	11,210 9	2,539 63
$\lambda(40) = 0,102\,149$	0,020 530 2	-11,210 9	2,539 63

différente, les résultats sont tout à fait comparables. Le nombre et la taille des valeurs propres de module supérieur à l'unité sont les mêmes, et les trois valeurs unitaires (associées à des équations formulées en différences premières) apparaissent également ici, l'information supplémentaire que nous obtenons ici est la précision relativement élevée des valeurs propres les plus fortes, ce qui devrait suggérer que la processus qu'elles décrivent est significativement divergent, alors que l'incertitude très élevée sur certains des résultats suivants (valeurs propres 15, 16, 18 et 29) semble correspondre à des éléments dont l'interprétation s'est montrée difficile dans l'étude précédente (BRILLET, [1981 b]).

Conclusion

Nous avons voulu dans cet article insister sur les applications pratiques des méthodes proposées; en effet si celles-ci ont déjà fait l'objet de présentations plus ou moins complètes, elles n'avaient pas jusqu'ici à notre connaissance été utilisées avec un modèle opérationnel, sans doute pour des raisons de coût informatique; c'est ce que la taille relativement limitée du modèle mini-DMS a permis ici.

Nous avons donc cherché à montrer comment des considérations sur l'incertitude des modèles pouvaient aider le réalisateur de projections opérationnelles, ainsi que leur utilisateur : tout d'abord en permettant de corriger, à faible coût semble-t-il, l'erreur systématique introduite par le caractère déterministe des méthodes habituelles de simulation; ensuite en associant aux prévisions une mesure de leur incertitude, dont on peut constater qu'elle varie fortement d'une variable à l'autre, non seulement en niveau mais également en profil temporel; enfin pour les instruments de politique économique, en accompagnant la mesure de leur efficacité moyenne d'une estimation de sa dispersion, élément important de choix nous semble-t-il pour un décideur qui raisonne souvent en termes d'efficacité minimale, et pour lequel l'assurance d'un résultat particulier est en lui même un élément important dans le cadre d'une politique globale; dans cet ordre d'idées les résultats obtenus avec mini-DMS montrent qu'en matière de précision, la hiérarchie des instruments est tout d'abord fonction de l'objectif recherché, une séparation très nette apparaissant en particulier entre demande et offre (ou prix).

L'application de cette méthode à des modèles de taille plus élevée pose bien sûr des problèmes de coût. Il ne nous paraît cependant pas exclu que dans un futur proche le traitement de modèles de type DMS (plus de 2 000 équations) soit rendu possible; en attendant, il nous semble qu'une grande partie des enseignements de cette étude, en particulier concernant les multiplicateurs, reste valable si on les extrapole à un modèle de taille plus élevée mais présentant les mêmes mécanismes fondamentaux.

• Références bibliographiques

- BIANCHI, C. and CALZOLARI, G. (1980), « The One-Period Forecast Errors in Nonlinear Econometric Models », *International Economic Review*, 21, p. 201-208.
- BIANCHI, C., CALZOLARI, G. et CORSI, P. (1981), « Estimating Asymptotic Standard Errors and Inconsistencies of Impact Multipliers in Nonlinear Econometric Models », *Journal of Econometrics*, 16, p. 277-294.
- BIANCHI, C., CALZOLARI, G., CORSI, P. et PANATTONI, L. (1981), *Asymptotic Properties of Dynamic Multipliers in Nonlinear Econometric Models*, presented at the Conference of the Society for Economic Dynamic Dynamics and Control. Lynghy: Technical University of Denmark, June 22-24.
- BAULLET, J.L. (1981 a), *mini-DMS: Modèle Macroéconomique de Simulation*. Paris: INSEE, Archives et Documents, n° 35.
- BAULLET, J.L. (1981 b), *La Dynamique de mini-DMS*. Paris: INSEE, Service des Programmes, working paper No. 320/113.
- BRUNDY, J.M. et JORGENSEN, D.W. (1971), « Efficient Estimation of Simultaneous Equations by Instrumental Variables », *The Review of Economics and Statistics*, 53, p. 207-224.
- CALZOLARI, G. (1979), « Antithetic Variates to Estimate the Simulation Bias in Non-Linear Models », *Economics Letters*, 4, p. 323-328.
- CHENG, R.C.H. (1982), « The Use of Antithetic Variates in Computer Simulations », *Journal of the Operational Research Society*, 33, p. 229-237.
- DARRYNES, P.J. (1973), « Restricted and Unrestricted Reduced Forms: Asymptotic Distribution and Relative Efficiency », *Econometrica*, 41, p. 119-134.
- EVANS, M.K. et KLEIN, L.R. (1968), *The Wharton Econometric Forecasting Model*. Philadelphia: Economics Research Unit, University of Pennsylvania.
- FARR, R.C. (1980), « Estimating the Expected Predictive Accuracy of Econometric Models », *International Economic Review* 21, p. 355-378. *Econometrica*, 48, p. 1381-1391.
- FOUQUET, D., CHAREP, J.M., GUILLAUME, H., MUET, P.A. et VALLET, D. (1978), *DMS, Modèle Dynamique Multisectoriel*, Paris: Collections de l'INSEE, Série C, n° 64-65.
- GALLANT, A.R. (1977), « Three-Stage Least-Squares Estimation for a System of Simultaneous, Nonlinear, Implicit Equations », *Journal of Econometrics*, 5, p. 71-88.
- GILL, L. et BRISSIMIS, S.N. (1978), « Polynomial Operators and the Asymptotic Distribution of Dynamic Multipliers », *Journal of Econometrics*, 7, p. 373-384.
- GOLDBERGER, A.S., NAGAR, A.L. et ODEH, H.S. (1961), « The Covariance Matrices of Reduced-Form Coefficients and of Forecasts for a Structural Econometric Model », *Econometrica*, 29, p. 556-573.
- GUSTAFSON, E.F. (1978), « Testing Unstable Econometric Models for Stability: an Empirical Study », *Journal of Econometrics*, 8, p. 193-201.
- HOWREY, E.P. et KELEJIAN, H.H. (1971), « Simulation versus Analytical Solutions: the Case of Econometric Models », in *Computer Simulation Experiments with Models of Economic Systems*, ed. by T.H. Naylor. New York: John Wiley, p. 299-319.
- MALGRANGE, P. (1981), « Note sur le Calcul des Valeurs Propres d'un Modèle Macroéconométrique », *Annales de l'INSEE*, 41, p. 61-77.
- MCCARTHY, M.D. (1972), « Some Notes on the Generation of Pseudo-Structural Errors for Use in Stochastic Simulation Studies », in *Econometric Models of Cyclical Behavior*, ed. by B.G. Hickman. New York: NBER, Studies in Income and Wealth No. 36, p. 185-191.
- HEUDECKER, H. et VAN DE PANNE, C. (1966), « Note on the Asymptotic Standard Errors of Latent Roots of Econometric Equation Systems », *Review of the International Statistical Institute*, 34, p. 43-47.
- DEBHOOFER, W. et KMENTA, J. (1973), « Estimation of Standard Errors of the Characteristic Roots of a Dynamic Econometric Model », *Econometrica*, 41, p. 171-177.
- KNO, C.R. (1975), *Linear Statistical Inference and its Applications*, New York: John Wiley.
- SCHMIDT, P. (1976), *Econometrics*. New York: Marcel Dekker.
- THEIL, H. et BOOT, J.C.G. (1962), « The Final Form of Econometric Equation Systems », *Review of the International Statistical Institute*, 30, p. 136-162.

Summary

Analysis and Measurement of the Uncertainty in mini-DMS Model for the French Economy

Carlo BIANCHI, Jean-Louis BRILLET, Giorgio CALZOLARI

This article describes the application to an operational medium-size econometric model: mini-DMS, of methods associating to deterministic forecasts, a measure of the uncertainty due to the stochastic nature of behavioral equations. After having described the theoretical and practical foundations of the methods, we shall analyze sequentially the deterministic bias, the uncertainty (standard error) of forecasts and of policy instruments, trying to look at the information from the point of view of the policy maker.

Reseña

Análisis y medida de la incertidumbre en previsión de un modelo económico. Aplicación al modelo mini-DMS

Carlo BIANCHI, Jean-Louis BRILLET y Giorgio CALZOLARI

Este artículo describe la aplicación a un modelo económico operacional de mediano tamaño, mini-DMS, de métodos que asocian a proyecciones deterministas una medida de la incertidumbre debida a la naturaleza estocástica de las ecuaciones de comportamiento. Tras exponer de manera sucinta los fundamentos teóricos y prácticos del método, se analizará sucesivamente el bias determinista, la incertidumbre (descarte tipo) en las proyecciones y en la eficacia de los instrumentos de política económica colocándose lo mejor posible desde el punto de vista del utilizador.